

# 针对番茄单果采收的梗部采摘位姿估计方法

董力中<sup>1,2</sup> 朱立成<sup>1,2</sup> 赵博<sup>1,2</sup> 王瑞雪<sup>1,2</sup> 韩振浩<sup>1,2</sup> 高建波<sup>1,2</sup>  
鹿昆磊<sup>1,2</sup> 冯旭光<sup>1,2</sup> 周利明<sup>1,2</sup>

(1. 中国农业机械化科学研究院集团有限公司, 北京 100083; 2. 农业装备技术全国重点实验室, 北京 100083)

**摘要:** 精准估计番茄梗部采摘位姿,是实现番茄低损、高效采摘的关键环节。番茄果梗较细且生长姿态多样,使得对番茄的切梗式单粒采收较难实现。针对以上问题,本研究提出一种结合实例分割与点云分析的番茄梗部采摘位姿估计方法。构建了番茄果实果梗实例分割数据集,并通过模型训练与评估选用性能较为均衡的 YOLO v8s-seg 模型对番茄果实果梗进行实例分割。对模型预测的果梗区域提取骨骼线中点作为采摘点,并通过对果梗骨骼线对应的空间点云进行直线拟合确定果梗生长方向,能够使采摘末端垂直于果梗剪切的采摘位姿。在果实像素区域内通过计算果实着红面积占比判断果实成熟度,并结合贪心匹配方法将果实与果梗进行配对,以实现选择性采收。在温室环境下搭建番茄采摘试验平台并进行了采摘位姿估计试验,结果表明,所训练的实例分割模型在测试集上掩膜预测的精确率、召回率和平均精度均值分别为 85.2%,80.6%和 86.9%。试验结果表明,成熟度识别准确率为 97.17%,果实果梗匹配方法匹配成功率为 92.25%。对朝前生长果簇,果梗与果实总体检出率分别为 93.63%和 96.36%,采摘点识别准确率与位姿估计准确率分别为 96.11%和 89.32%,综合到达采摘点的成功率为 60.91%。研究所提出的方法在切梗式番茄粒采任务中具有可行性,为温室环境下的番茄采摘机器人自主作业提供了参考。

**关键词:** 番茄采摘;实例分割;位姿估计;成熟度识别;YOLO v8

中图分类号: TP242.3 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)06-0238-11

OSID:



## Peduncle Harvesting Pose Estimation Method for Single-fruit Tomato Harvesting

DONG Lizhong<sup>1,2</sup> ZHU Licheng<sup>1,2</sup> ZHAO Bo<sup>1,2</sup> WANG Ruixue<sup>1,2</sup> HAN Zhenhao<sup>1,2</sup>  
GAO Jianbo<sup>1,2</sup> LU Kunlei<sup>1,2</sup> FENG Xuguang<sup>1,2</sup> ZHOU Liming<sup>1,2</sup>

(1. Chinese Academy of Agricultural Mechanization Sciences Group Co., Ltd., Beijing 100083, China  
2. State Key Laboratory of Agricultural Equipment Technology, Beijing 100083, China)

**Abstract:** Accurate estimation of the harvesting pose of tomato peduncles is critical for achieving low-damage, high-efficiency robotic harvesting. The slender structure and diverse growth orientations of tomato peduncles make single-fruit harvesting via peduncle cutting particularly challenging. A method for estimating the harvesting pose of tomato peduncles was proposed by combining instance segmentation and point cloud analysis. Firstly, a dataset for instance segmentation of tomato fruits and peduncles was constructed. The YOLO v8s-seg model, demonstrating balanced performance during evaluation, was then selected for segmenting tomato fruits and peduncles. Next, the midpoints of the skeleton lines in the predicted peduncle regions were extracted as harvesting points. A linear fitting process was applied to the spatial point cloud corresponding to the peduncle skeleton lines to determine the peduncle growth direction, thereby generating a harvesting pose that aligned the end-effector perpendicular to the peduncle. Additionally, the ripeness of the fruit was determined by calculating the percentage of red area within each fruit's segmented region, and a greedy matching method was used to pair fruits and peduncles to enable selective harvesting. A tomato harvesting experimental platform was set up to validate the

收稿日期: 2024-11-06 修回日期: 2024-11-27

基金项目: 山东省重点研发计划项目(2023CXGC010715)和中国机械工业集团有限公司科技专项(ZDZX2023-2)

作者简介: 董力中(1995—),男,博士生,主要从事机器视觉与农业机器人技术研究,E-mail: donglz4013@163.com

通信作者: 周利明(1982—),男,研究员,博士生导师,主要从事精准农业测控技术研究,E-mail: haibo1129@163.com

harvesting pose estimation method in a greenhouse. Experimental results showed that the trained instance segmentation model achieved a precision, recall, and mAP of 85.2%, 80.6%, and 86.9% on the test set, respectively. The accuracy of the proposed ripeness recognition method reached 97.17%, and the success rate of the fruit-peduncle matching method was 92.25%. For forward-growing fruit clusters, the detection rates of peduncles and fruits were 93.63% and 96.36%, respectively. The harvesting point identification and pose estimation accuracies were 96.11% and 89.32%, respectively, with an overall success rate of reaching the harvesting point of 60.91%. The proposed method demonstrated feasibility for peduncle-cutting tomato harvesting tasks, providing a reference for autonomous operation of tomato-picking robots in greenhouse environments.

**Key words:** tomato harvesting; instance segmentation; pose estimation; maturity recognition; YOLO v8

## 0 引言

20世纪以来温室设施栽培技术发展迅速,设施农业规模持续扩大<sup>[1]</sup>。番茄作为温室环境下的重要果蔬作物之一,其果实富含营养且品种丰富,可作蔬菜又可做水果鲜食,因此广受消费者欢迎<sup>[2]</sup>。同时,番茄采摘属于劳动密集型任务,在其生产过程中劳动力消耗最大,最难实现自动化作业。在农业劳动力短缺、人工成本骤升的背景下,采摘作业的自动化已成为设施农业发展的现实需求<sup>[3]</sup>。采摘机器人能有效提高农业采收作业中的自动化与智能化水平,是实现无人化采摘的关键<sup>[4-5]</sup>。

当前针对番茄粒采机器人的研究中普遍采用抓取果实,并通过拉伸扭转的方式将果实与植株分离<sup>[6-7]</sup>。YAGUCHI等<sup>[8]</sup>设计了一款带旋转抓手的番茄采摘机器人,通过对点云进行颜色提取与聚类,并结合球形拟合检测番茄果实,实现了对抓取果实并旋转分离,但在果实密集情况下容易抓到多个果实,且容易使萼片脱落。DU等<sup>[9]</sup>提出了一种YOLO-lmk模型预测番茄边界框与花萼关键点,并结合点云处理实现快速番茄姿态检测,其番茄姿态检测准确率为93.4%,每个番茄检测耗时为0.09s。倪纪鹏等<sup>[10]</sup>通过在YOLACT实例分割模型中引入Swin-S注意力机制,提升了模型在番茄实例分割任务中的性能。针对樱桃番茄粒采任务,李兴旭等<sup>[11]</sup>使用YOLOv5目标检测模型检测番茄串与番茄果实,结合MobileNetV3模型进行果实梗相对位置关系判断,以控制末端执行器采摘位姿,其综合采摘效率为76.2%,平均单粒收获时长为10.4s。以上方法在果实检测、定位及采摘方面取得了显著成果。但抓握果实并进行扭转拉伸分离的方式往往易造成果实损伤与植株抖动<sup>[12]</sup>,且难以避免萼片脱落,影响果实保鲜。

相对于抓取果实的采摘方式,剪切并夹持果梗采摘方式能有效避免对果实的抓握和对植株的拉扯,显著减少采摘损伤。然而,由于番茄果梗较细,梗部采摘点识别定位难度更大,对传感器精度与识

别定位算法准确性要求更高<sup>[13]</sup>。

在面向葡萄、草莓、樱桃番茄等作物采摘机器人研究中,剪切果梗采摘方式较为常见。梗部采摘点定位与采摘姿态估计是切梗式番茄采摘机器人作业关键环节。宁政通等<sup>[14]</sup>利用改进的Mask R-CNN模型结合区域生长算法精准检测葡萄果梗,并结合质心点提取确定采摘点。周馨墨等<sup>[15]</sup>基于改进的YOLACT++方法检测葡萄结果枝、果梗与果串,并对同串葡萄关键结构进行了从属判断与合并。针对草莓采摘任务,杨珍等<sup>[16]</sup>使用目标检测模型检测果实,用实例分割模型检测果梗,并通过引入自注意力机制提升了模型预测的精度。杨震宇等<sup>[17]</sup>通过定义生长状态草莓6个关键点,利用关键点检测模型识别草莓位置并定位关键点。针对樱桃番茄串采作业,张勤等<sup>[18]</sup>使用YOLACT实例分割模型结合细化算法与膨胀操作实现果梗精细分割,并通过计算图像中采摘点处果梗倾角调整采摘姿态。赵博等<sup>[19]</sup>提出一种基于改进Transformer的轻量化樱桃番茄穗态识别模型,实现了在检测果穗的同时确定果穗朝向。RONG等<sup>[20]</sup>通过融合深度信息改进YOLOv5模型提升在近距离视图下对樱桃番茄主茎、侧梗与果串的实例分割性能,并根据结果梗与主茎点云特征自适应推断末端执行器的接近姿态。

在针对大番茄梗部采摘点识别方面,梁喜凤等<sup>[21]</sup>采用最大类间方差分割法结合形态学方法提取目标果实串,根据果实串质心与轮廓边界确定果梗区域,并利用细化算法提取果梗骨架,结合角点检测确定采摘点位置。RONG等<sup>[22]</sup>使用改进的语义分割模型识别番茄果实、花萼和茎,其在分割任务中将主梗、侧梗和主茎归为一类,因此针对分割出的茎部像素区域,进一步使用细化算法提取骨架,并结合萼片位置约束等提取侧梗,并确定采摘点。KIM等<sup>[23]</sup>通过定义番茄果实中心、花萼、分支点和离层4个关键点描述番茄姿态,并使用OpenPose关键点检测算法实现对图像中多个番茄的2D姿态估计。

以上针对果实果梗检测的研究中基于实例分割

方法较为常见,且具有较好效果。部分研究采用关键点检测方法直接检测采摘点,但关键点预测易偏离果梗所在像素区域,导致无法准确定位。对于切梗式番茄采摘任务,机器人不仅需要准确地识别和定位梗部采摘点,还要确定合适的采摘姿态。合理的采摘姿态能够保障采摘末端以较好角度剪切果梗,有助于减少碰撞,并保证末端执行器能有效将果实与植株分离。同时,由于同一视角下可能检测到多个独立的果实、果梗等关键部位,对检测到的关键部位进行匹配也是必要的<sup>[15]</sup>。

针对上述问题,本研究提出一种基于实例分割与点云处理的番茄梗部采摘位姿估计方法,用于切梗式番茄单果采摘作业。通过数据采集与标注构建番茄果实、果梗实例分割数据集,并通过训练 YOLO v8s-seg 实例分割模型检测图像中番茄果梗与果实的边界框与掩膜。对果梗区域进行骨骼线提取、点云转换和直线拟合等,定位采摘点坐标并生成采摘姿态。对果实区域进行色调分析,计算果实着红面积判断果实成熟度,并结合基于贪心策略的梗果匹配方法实现选择性采摘。搭建番茄采摘试验平台,

在温室环境对采摘位姿估计方法进行验证。

## 1 采摘位姿估计方法总体流程

基于实例分割与点云处理技术,实现在机械臂末端相机视角下对番茄梗部采摘位姿的估计。通过机械臂末端携带的相机获取目标番茄簇 RGB 图像与深度数据,使用 YOLO v8-seg 实例分割模型检测 RGB 图像中番茄果实与果梗实例的像素区域。对果实所对应的像素区域进行色彩分析以确定番茄的成熟度。对果梗像素区域进行骨骼线提取,获取骨骼线的中点与下端点。为将检测到的果实与果梗相对应,根据果梗下端点与番茄边界框上半部分中点计算距离代价,并基于贪心匹配法对果梗与果实进行匹配,使机器人能对成熟果实果梗进行剪切与夹取操作。

以番茄果梗中点作为采摘点,根据骨骼线中点处深度值确定采摘点空间位置。通过对采摘点周边茎秆点云进行直线拟合得到切向向量,以确定剪切平面,最终估计采摘姿态。采摘位姿估计方法的总体流程如图 1 所示。

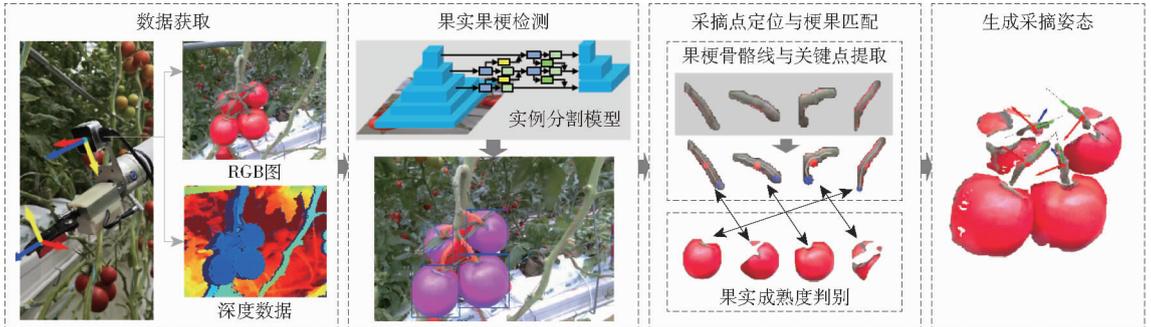


图 1 番茄梗部采摘位姿估计总体流程

Fig. 1 Overall flowchart of tomato peduncle picking pose estimation method

## 2 基于实例分割的果实果梗检测方法

### 2.1 实例分割数据集构建

在设施温室种植环境下采集番茄图像,通过标注构建番茄果实、果梗实例分割数据集,用于训练和验证番茄果实、果梗检测模型。数据采集使用深度相机型号为 Intel Realsense D405,该相机采用短基线双目设计,理想工作范围为 70 ~ 500 mm,适合安装在机械臂末端用于对目标的识别定位任务。数据采集时便携式计算机与深度相机连接,运行预先编写的 Python 数据采集脚本保存彩色图像数据与深度值数据。彩色图像尺寸为 1 280 像素 × 720 像素。在山东省济南市某农耕示范园和北京市平谷区某智慧蔬菜工厂 2 个地点分别采集图像 837 幅和 1 033 幅,共 1 870 幅图像。使用 Labelme 图像标注软件对图像中番茄果实与侧梗进行轮廓标注,将最

终标注的数据样本划分为训练集、验证集和测试集,划分结果见表 1。

表 1 数据集划分结果

Tab. 1 Dataset division results

数据集	图像数量/幅	番茄实例数/个	果梗实例数/个
训练集	1 496	6 946	3 980
验证集	187	821	479
测试集	187	864	494
总和	1 870	8 631	4 953

图 2 为对采集的图像中番茄果实与果梗标注示意图。在标注果梗实例时,标记连接主梗与果实的侧梗像素区域轮廓,如图 2 中“subpedun”标签标注的灰色轮廓所示。在对果实轮廓标注时尽量避开萼片和周边梗,如图 2 中“tomato”标签标注的绿色轮廓所示。

### 2.2 YOLO v8-seg 实例分割模型

YOLO 系列算法是当前目标检测领域的主流算



图 2 数据标注示意

Fig. 2 Data annotation diagram

法之一,以其高效、实时性而被广泛应用。在 YOLO v5 版本中首次支持实例分割任务,而 YOLO v8 版本则进一步改进了 YOLO 架构,增强了模型性能与适应性。通过切换不同头部结构可以实现图像分类、物体检测和实例分割等多种视觉任务<sup>[24]</sup>。YOLO

v8-seg 实例分割算法已经在农业场景下被广泛应用,并体现出精准高效的优势<sup>[25]</sup>。

图 3 为 YOLO v8-seg 实例分割模型的网络结构,主要包括主干网络、颈部网络、分割头部和后处理部分。主干网络依旧借鉴 CSP 模块思想,同时将 YOLO v5 中 C3 模块替换为 C2f 模块实现进一步轻量化,结合 SPPF 增强多尺度信息提取。颈部网络采用 PANet 双向通路网络,能更好地提取多尺度特征,并将 3 个尺度的输出送入头部网络。模型分割头部在检测头部的的基础上,增加了原模型分支。同时检测头除了预测类别置信度得分和边界框坐标外,还为每个实例预测掩膜系数,将原型掩膜与掩膜系数组合生成最终掩膜。模型采用 Anchor Free 机制,加速了非极大值抑制后处理过程。YOLO v8-seg 模型训练中损失函数由 4 部分组成,包括分类损失、边界框回归损失、掩膜损失和 DFL 损失。

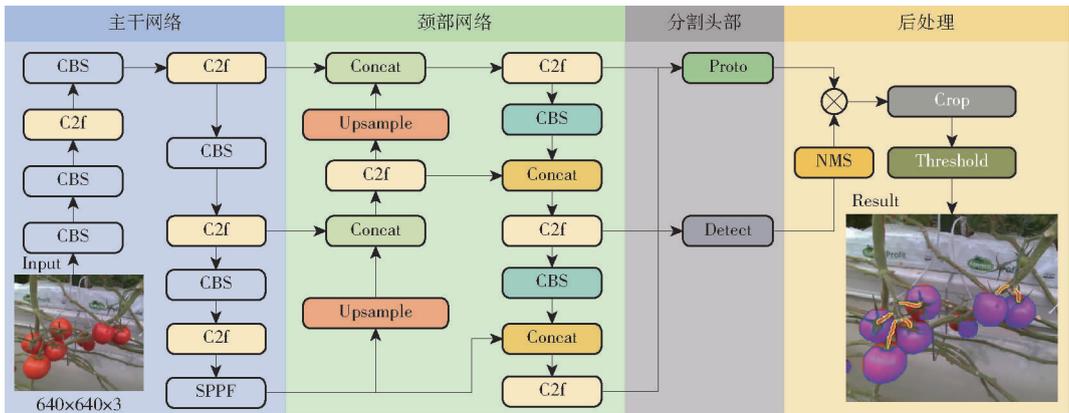


图 3 YOLO v8-seg 模型网络结构

Fig. 3 Network structure of YOLOv8-seg model

使用 YOLO v8-seg 模型预测输出图像中每个果实与果梗实例的掩膜区域及边界框信息,为梗部采摘点定位、采摘姿态估计以及成熟度识别等处理提供基础。

### 3 采摘位姿估计与果梗关联

#### 3.1 采摘点定位

利用识别到的果梗掩膜提取果梗中点作为采摘点,并结合深度信息定位采摘点的空间位置,总体步骤如图 4 所示。

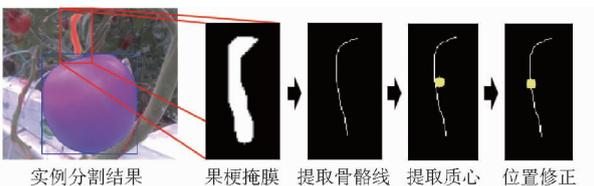


图 4 采摘点定位

Fig. 4 Picking point localization

(Region of interest, ROI), 使用 skimage 库 skeletonize 函数对 ROI 区域内掩膜进行细化处理提取骨骼线。与完整果梗掩膜相比,获得的骨骼线在果梗像素区域中心位置。根据骨骼线进行果梗点云转换能够有效减少因掩膜边缘预测不准与传感器测量误差带来的噪声<sup>[18]</sup>。设骨骼线上点坐标为  $(u_i, v_i)$ , 则通过求取骨骼线像素点行和列坐标均值,得出 2D 图像骨骼线质心点坐标  $p_{center}$ , 计算式为

$$p_{center} = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u_i, \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n v_i \right) \quad (1)$$

式中  $i$ ——像素点索引

$u_i$ ——像素点  $i$  横坐标

$v_i$ ——像素点  $i$  纵坐标

$n$ ——像素点数量

质心点  $p_{center}$  是骨骼线在图像中的几何重心,代表骨骼线像素分布的平均位置。当骨骼线弯曲时,质心点会偏离到骨骼线以外。因此通过计算质点到骨骼线像素点欧氏距离,将质心坐标投影到最近

对单个果梗掩膜提取对应的感兴趣区域

的骨骼线像素点上,得到点  $p'_{center}$  坐标,实现对 2D 图像中采摘点的位置修正。

以点  $p'_{center}$  为中心生成 1 个  $3 \times 3$  窗口,对窗口内对应的深度值进行异常值过滤,再求取均值作为中心点深度值  $d_c$ 。根据公式转换得到采摘点在相机坐标系下的空间坐标  $t_{harvest}$ ,公式为

$$t_{harvest} = \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} Z(u_c - c_x)/f_x \\ Z(v_c - c_y)/f_y \\ sd_c \end{bmatrix} \quad (2)$$

式中  $u_c$ ——采摘点横坐标

$v_c$ ——采摘点纵坐标

$c_x, c_y$ ——相机光心坐标

$f_x, f_y$ ——相机焦距

$X, Y, Z$ ——三维坐标系下坐标值

$s$ ——深度缩放系数

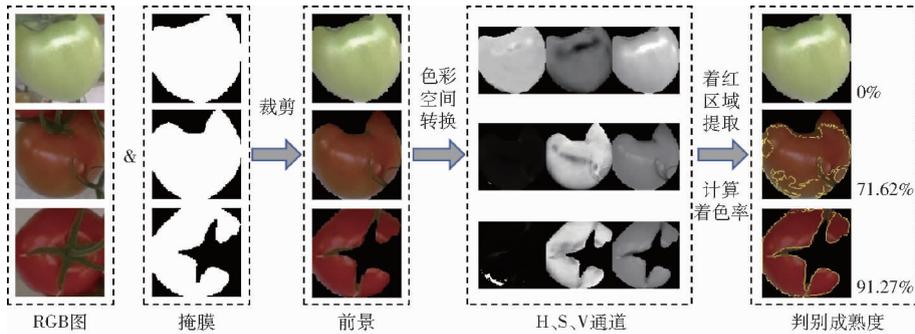


图5 成熟度判别方法

Fig. 5 Maturity assessment method

由于在对图像中番茄实例标注时尽量避免了果梗和萼片等区域的干扰,所训练的模型预测结果也一定程度上避免了萼片和果梗在果实掩膜内,有利于对果实区域的准确分析。通过设置红色占比阈值,将检测到的果实区分为未成熟和成熟 2 类,从而确定可采摘的番茄目标。本研究设置红色占比阈值为 60%。

### 3.3 梗果匹配方法

实例分割模型分别预测番茄果实与果梗的实例,其结果没有将果实与对应的果梗进行关联,这会导致采摘机器人无法找到成熟果实对应的果梗进行采摘操作。因此基于贪心策略的匹配法对检测到的番茄果梗与果实进行配对,以提取到的果梗骨骼线与果实目标框作为输入,分别计算骨骼线下端点坐标与果实上半部分中心点坐标进行匹配。在确定骨骼线下端点坐标时,先确定骨骼线像素坐标集合中纵坐标最大值对应的索引  $m$ ,再得到对应点坐标作为下端点  $p_l$  坐标,计算式为

$$p_l = (u_m, v_m) = \underset{(u_i, v_i) \in \varepsilon}{\operatorname{argmax}} v_i \quad (3)$$

式中  $\varepsilon$ ——骨骼线上点集合

### 3.2 成熟度判别

为了判断检测到的番茄目标成熟度,以达到选择性采收目的,通过计算果实像素区域内着红比例评估番茄成熟度。尽管实例分割算法也能够预测番茄目标是否成熟分类,但需要在数据标注时区分成熟度类别。一旦标注并训练模型,其成熟度判别尺度难以调整。相比之下,计算着色面积的成熟度判别方式更加灵活,且容易量化成熟度等级<sup>[26]</sup>。同时,实例分割输出的掩膜已经过滤了大部分背景区域干扰,有利于对目标区域的精准分析。

所使用的成熟度判别方法如图 5 所示,提取单个果实实例掩膜区域对应的 RGB 信息,并转换到 HSV 色彩空间。通过在 HSV 色彩空间设置阈值提取红色区域并计算面积,根据红色区域占总体掩膜区域的像素面积比值判别成熟度。

$u_m$ ——下端点横坐标

$v_m$ ——下端点纵坐标

预测得到的果实边界框上半部分中心点  $p_b$  坐标计算式为

$$p_b = \left( x, y - \frac{h}{4} \right) \quad (4)$$

式中  $x, y$ ——边界框中心点坐标

$h$ ——边界框高度

通过遍历每个骨骼线下端点与果实边界框,计算果实目标上半部分中心与果梗下端点的欧氏距离作为匹配代价  $d_{j,k}$ ,计算式为

$$d_{j,k} = \| p_l(j) - p_b(k) \| \quad (5)$$

在匹配过程中,使用番茄直径作为距离代价阈值,以实现自适应过滤距离代价大的不合理配对。利用贪心策略按照代价从小到大进行匹配,最终得到果实与果梗最优匹配。

### 3.4 采摘姿态估计

由于番茄果梗的空间姿态各异,固定采摘姿态易造成剪切末端与果梗发生干涉,影响采摘成功率。在切梗式采摘作业中,一般需要保持剪切平面与果梗采摘点处切向垂直,这样能保证剪切末端更好地

到达采摘位姿,同时确保切口不出现斜尖。在2D图像中计算果梗倾斜角估计采摘姿态的方式能一定程度上解决采摘作业中的干涉问题,但由于大番茄侧梗朝向多变,仅依赖2D信息难以使剪切末端较好地垂直果梗剪切。因此,通过在三维空间中拟合果梗切向估计采摘姿态。

在果梗姿态估计任务中以提取的果梗骨骼线为输入,使用 $3 \times 3$ 的核对输入的果梗骨骼线进行膨胀操作,以适当扩大骨骼线宽度。膨胀操作适当增加对骨骼线周边深度值的采样,有利于平滑噪声。根据骨骼线区域对应的深度信息生成果梗三维点云,使用直通滤波与统计滤波过滤深度噪声,同时过滤数值为0的无效深度。

使用主成分分析(Principal component analysis, PCA)方法对点云进行直线拟合,并进行单位化得到直线方向向量 $V_i$ 。为确保获取的果梗方向向量统一朝上指向主梗,通过计算直线方向向量 $V_i$ 与相机坐标系Y轴正方向 $Y_{camera}$ 点积对 $V_i$ 朝向进行调整。相机坐标系Y轴朝下,则当点积小于零时需将方向向量 $V_i$ 取反。最终得到沿着果梗生长方向朝上方向向量 $V'_i$ 为

$$V'_i = \begin{cases} V_i & (V_i \cdot Y_{camera} \geq 0) \\ -V_i & (V_i \cdot Y_{camera} < 0) \end{cases} \quad (6)$$

根据相机坐标系原点指向采摘点方向确定朝前向量 $V_F$ ,计算式为

$$V_F = \frac{P_{harvest} - P_{camera}}{\|P_{harvest} - P_{camera}\|} \quad (7)$$

式中  $P_{harvest}$  ——采摘点坐标

$P_{camera}$  ——相机坐标系原点坐标

通过将 $V'_i$ 与 $V_F$ 叉乘,确定垂直于 $V'_i$ 与 $V_F$ 所在平面的向量 $V_x$ 。为确保获取的3个向量之间两两正交,再次通过叉乘 $V'_i$ 与 $V_x$ 2个向量调整 $V_F$ ,得到 $V'_F$ ,计算式为

$$V'_F = \frac{V_x \times V'_i}{\|V_x \times V'_i\|} \quad (8)$$

采摘姿态由3个方向向量组成的旋转矩阵 $R_{harvest}$ 表示,计算式为

$$R_{harvest} = [V_x \ V_y \ V_z] = [V_x \ V'_i \ V'_F] \quad (9)$$

根据采摘点坐标与旋转矩阵确定最终的采摘位姿矩阵 $H_{harvest}^{camera}$ 为

$$H_{harvest}^{camera} = \begin{bmatrix} R_{harvest} & P_{harvest} \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

## 4 番茄采摘试验平台搭建

### 4.1 番茄采摘试验平台

针对大番茄切梗式单果采收任务,搭建一套番

茄采摘试验平台,在设施温室环境下进行番茄采摘试验。采摘试验平台由7自由度机械臂、控制主机、末端执行器、局部视角相机、全局视角相机、移动底盘、升降导轨等组成,如图6所示。

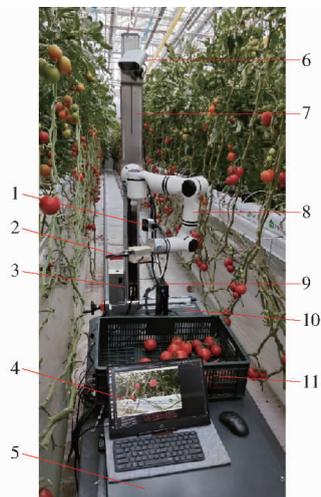


图6 番茄采摘试验平台

Fig. 6 Tomato harvesting experimental platform

1. 局部视角相机
2. 末端执行器
3. 升降导轨
4. 显示屏幕
5. 移动底盘
6. 全局视角相机
7. 连接板
8. 机械臂
9. 控制主机
10. 收纳筐
11. 升降导轨

机械臂末端安装局部视角相机型号为 Intel Realsense D405,用于对准单簇番茄后进行果实、果梗识别与采摘位姿估计。7自由度机械臂型号为 Realman RM75B,用于采摘过程携带夹剪一体式末端执行器到达采摘位姿,对番茄进行采摘操作。使用英特尔 NUC11 迷你主机作为控制主机,用于部署深度学习模型和采摘程序,主机 CPU 型号为 Intel Core i7-1165G7,运行内存为 32 GB, GPU 型号为 NVIDIA RTX 2060,并安装 Ubuntu 22.04 系统。全局视角相机为奥比中光 Femto Bolt 型相机,通过连接板与机械臂基座固定连接,用于在全局视角下进行番茄果簇预定位、检测障碍物等,根据番茄果簇预定位位置驱动机械臂携带末端局部视角相机对准单簇番茄进行识别定位。

### 4.2 手眼坐标转换

视觉系统识别的是相对相机坐标系下采摘位姿。为使机械臂能够到达识别采摘位姿,需将相机坐标系下采摘位姿转换到机械臂基坐标系。机械臂末端局部视角相机采用眼在手上安装方式,其相机坐标系到末端坐标系转换关系固定。在末端执行器与末端相机位置固定后,通过手眼标定确定末端相机坐标系到机械臂末端坐标系的齐次变换矩阵 $H_{camera}^{tool}$ ;通过机械臂正向运动学得到机械臂末端法兰相对基坐标系的齐次变换矩阵 $H_{end}^{base}$ ;通过六点法标定获取工具坐标系到末端法兰齐次变换矩阵 $H_{tool}^{end}$ 。

则采摘位姿相对于机械臂基坐标系齐次变换矩阵  $H_{\text{harvest}}^{\text{base}}$  计算式为

$$H_{\text{harvest}}^{\text{base}} = H_{\text{end}}^{\text{base}} H_{\text{tool}}^{\text{end}} H_{\text{camera}}^{\text{tool}} H_{\text{harvest}}^{\text{camera}} \quad (11)$$

当获取采摘位姿在机械臂基坐标系下齐次变换矩阵后,可以驱动机械臂携带末端执行器到达指定的位姿,从而执行采摘操作。

## 5 试验与分析

### 5.1 实例分割模型性能试验

#### 5.1.1 模型训练

用于对实例分割模型进行训练的主机搭载 Intel Core i5-12400 CPU 和 NVIDIA GeForce RTX 4060 Ti GPU,运行内存为 16 GB。模型训练以 Python 作为编程语言,训练环境在 Ubuntu 22.04 系统下通过 Anaconda 配置,使用 PyTorch 1.11 作为深度学习模型训练框架,并安装 CUDA 11.1 以及 CuDNN 8.0.5 加速深度学习任务计算。

在模型训练过程中,输入尺寸统一设置为 640 像

素  $\times 640$  像素  $\times 3$ ,训练批大小统一设置为 16。使用 AdamW 优化器,初始学习率设置为 0.001,最终学习率设置为初始学习率的 0.01 倍,动量设置为 0.937,最大迭代次数为 200。启用多尺度缩放、水平翻转以及 Mosaic 数据增强,并设置在最后 10 次训练迭代中停止使用 Mosaic 数据增强。

#### 5.1.2 不同模型性能试验

为了选取较优的实例分割模型,针对 YOLO 系列 v5、v8、v9 3 个版本中提供的实例分割模型进行了训练与性能测试。其中 YOLO v5 与 YOLO v8 版选取 n、s、m 3 种尺寸模型。将 YOLO v9 中 t、s 2 个版本检测头替换为分割头实现实例分割,YOLO v9c 则直接使用官方提供的配置。测试中置信度阈值设置为 0.3, IoU 阈值设置为 0.6。选取精确率  $P$ 、召回率  $R$  和平均精度均值  $mAP_{50}$  作为模型性能评价指标。同时使用模型参数量、浮点运算量 FLOPs 和推理耗时评价模型复杂度与推理效率,测试结果如表 2 所示。

表 2 不同实例分割模型性能测试结果

Tab. 2 Performance of different instance segmentation models

模型	边界框预测			掩膜预测			浮点运算量	参数量	平均推理耗时/ms
	精确率/%	召回率/%	$mAP_{50}/\%$	精确率/%	召回率/%	$mAP_{50}/\%$			
YOLO v5n-seg	83.1	81.1	87.1	81.6	75.5	81.8	$6.70 \times 10^9$	$1.90 \times 10^6$	2.0
YOLO v5s-seg	86.5	80.2	87.3	82.4	77.1	83.4	$2.57 \times 10^{10}$	$7.40 \times 10^6$	4.2
YOLO v5m-seg	85.9	83.1	88.4	86.4	77.1	84.9	$6.98 \times 10^{10}$	$2.17 \times 10^7$	9.6
YOLO v8n-seg	83.1	82.0	87.5	82.5	79.5	85.4	$1.20 \times 10^{10}$	$3.30 \times 10^6$	2.2
YOLO v8s-seg	86.5	82.7	89.3	85.2	80.6	86.9	$4.24 \times 10^{10}$	$1.18 \times 10^7$	4.9
YOLO v8m-seg	86.3	83.6	89.1	84.2	81.7	87.2	$1.10 \times 10^{11}$	$2.72 \times 10^7$	11.0
YOLO v9t-seg	83.1	81.8	87.3	80.5	79.5	84.9	$5.44 \times 10^{10}$	$3.10 \times 10^6$	5.5
YOLO v9s-seg	84.4	85.0	89.1	82.5	81.4	86.2	$7.62 \times 10^{10}$	$8.60 \times 10^6$	7.8
YOLO v9c-seg	84.0	85.5	90.5	82.3	84.0	88.5	$1.59 \times 10^{11}$	$2.78 \times 10^7$	16.8

由表 2 可知,每个版本模型随着模型尺寸增大,模型参数量增加,增强了特征提取能力,对应平均精度均值也逐步提升。其中 YOLO v9c-seg 模型具有最高的平均精度均值,但推理耗时也最长。YOLO v5 模型虽然在速度上略有优势,但平均精度均值相对 YOLO v8 模型明显更低。图 7 为各模型综合性能对比,YOLO v8 版本各模型表现出相对优秀性能,在检测精度与推理速度方面表现更加均衡。综合对比后,选择 YOLO v8s-seg 模型用于番茄采摘作业的番茄果实、果梗实例分割任务,其掩膜预测精确率、召回率和平均精度均值分别为 85.2%、80.6% 和 86.9%。

通过编写模型预测可视化脚本,批量生成温室不同光照环境预测结果图像,如图 8 所示。由于采摘任务主要是区分番茄果实和果梗 2 种类别,因

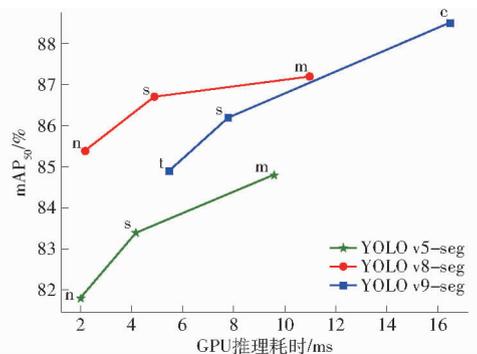


图 7 模型性能对比

Fig. 7 Model performance comparison

此输出结果仅对 2 个类别掩膜颜色进行区分,而不对单个类别的不同实例进一步区分颜色。图 8 中蓝色半透明区域表示预测到的番茄实例区域,红色半透明区域表示预测到的果梗实例区域。图 8d 模型

在夜间补光的环境下仍然能够准确预测番茄的果实与果梗,证明采摘机器人具备夜间工作的能力。因此,本研究训练的基于 YOLO v8s-seg 的实例分割模型能够在不同光照环境下准确检测到果实与果梗目标,且模型能够准确区分番茄主梗与侧梗,不需进一步分析处理。在预测结果中存在对较远处的番茄漏检情况,主要由于采摘作业不需要对较远处小目标进行识别,在数据标注时没有标注此类目标,使模型未学习到这一尺度目标的特征。而且远距离较小目标基本处于机械臂不可达范围,在采摘作业时需要被过滤掉,对此类目标漏检不会影响采摘机器人的作业性能。

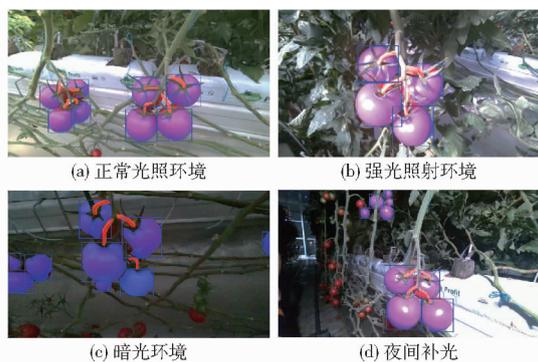


图 8 实例分割模型预测结果

Fig. 8 Instance segmentation model prediction results

## 5.2 果实果梗匹配试验

为了评估本文方法对番茄果实、果梗匹配的效果,随机选取采摘场景 60 幅图像,共包含 129 对可配对的果实与果梗。对实例分割模型检测输出的果实与果梗进行匹配测试,对果实与果梗目标进行连线,判断是否成功匹配,计算成功配对数与总梗果对数比值得到匹配成功率。表 3 和图 9 为 2 种距离代价计算方式对果实果梗匹配结果,方式 1 是使用果实中心与果梗中心计算距离代价,方式 2 是使用果实上半部分中心与果梗下端点计算距离代价。同时以果实直径作为距离阈值过滤不合理配对,结果如图 10 所示。3 组测试均使用贪心匹配方法。

表 3 果实果梗匹配测试结果

Tab. 3 Fruit and stem matching test results

方式 1	方式 2	距离阈值	匹配成功率/%
√			58.14
	√		83.72
	√	√	92.25

注:√表示采用对应的处理方式。

由图 9 可知,由于单簇番茄生长紧密,果实与果梗往往交错在一起。当使用果梗中心与果实中心进行匹配时产生错误匹配较多,而由于贪心策略优先匹配距离最近的配对,未配对的元素会继续根据距离代价进

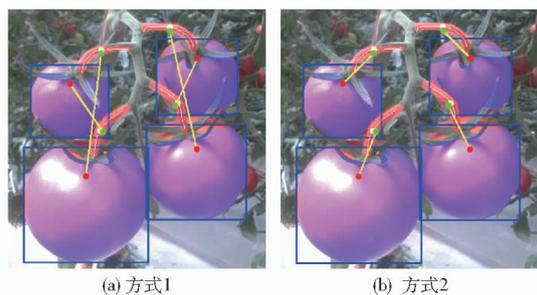


图 9 不同距离代价计算方式测试结果

Fig. 9 Test results of different distance cost calculation methods

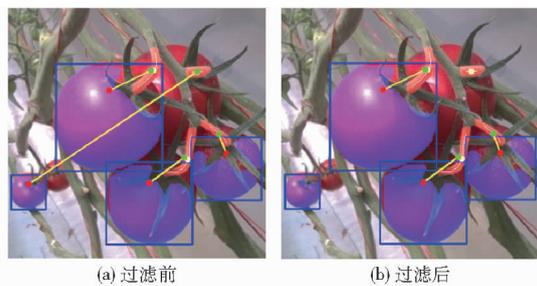


图 10 距离阈值过滤效果

Fig. 10 Effect of distance threshold filtering

行配对,造成一些较远未匹配目标被匹配到一起。

如图 10 所示,右上角番茄由于被遮挡严重,出现漏检,对应的果梗被配对到左下角的番茄。通过设置距离阈值,直接排除距离超出阈值的配对,减少了不合理的匹配。本研究所使用的果实果梗匹配方法最终匹配成功率为 92.25%,其中匹配失败情况主要由于实例分割模型漏检和误检导致。

## 5.3 温室环境下采摘试验

为了验证所提出的番茄梗部采摘位姿估计方法在实际采摘场景下的应用效果,本研究将采摘位姿估计程序部署在所搭建的番茄采摘试验平台上进行测试。采摘试验在北京市平谷区某智慧蔬菜工厂的番茄温室中进行,试验时间为 2024 年 7 月 18—21 日,采摘试验对象品种为红果大番茄,试验前对采摘区域植株进行了脱叶处理。

番茄簇生长朝向是影响机器人采摘作业成功率的重要因素,一般朝后生长番茄簇由于茎秆、果实遮挡等原因难以被机械臂抓取。因此本研究分别对朝前和朝后果簇进行采摘试验,其中包括 31 簇朝前果簇,共 110 个果实;19 簇朝后果簇,共 64 个果实。试验时机械臂末端相机距离果簇 250~350 mm 进行识别定位,不对末端执行器的分离和夹持性能进行验证,为保留试验样本不对果梗进行剪切。

在采摘试验指标中,果实与果梗检出率表示正确检出果实与果梗占总量的比例,包含图像中不可见但真实存在的果实与果梗;成熟度识别准确率表示成熟度识别正确果实占有所有检出果实的比例;采

摘点识别准确率表示正确检测采摘点占有检出果梗的比例;位姿估计准确率表示位置与姿态预测正确样本占有检出果梗的比例;相对到达采摘点成功率表示机械臂末端成功到达采摘点次数占姿态估计正确样本的比例;综合到达采摘点成功率则表示成功到达采摘点次数占有果实比例。

果梗与果实是否被正确检测以及成熟度判别准确率通过 2D 图像可视化结果统计;采摘点识别准确率与位姿估计准确率则通过 Open3D 三维可视化结果统计。试验时设置一个沿目标位姿  $Z$  轴负方向移动 20 mm 的过渡点,以确保末端执行器更好地接近采摘点。采摘试验结果见表 4。

表 4 2 种果簇朝向番茄采摘试验结果

Tab. 4 Tomato harvesting test results for two cluster orientations

果簇朝向	总体检出率		成熟度识别 准确率	采摘点识别 准确率	位姿估计 准确率	相对到达采 摘点成功率	综合到达采 摘点成功率
	果梗	果实					
朝前	93.63	96.36	97.17	96.11	89.32	72.83	60.91
朝后	50.00	84.37	96.30	87.50	87.50	35.71	15.63

由表 4 可知,对果簇朝前情况本研究所提出的方法具有较好性能,果梗与果实总体检出率为 93.63% 和 96.36%,采摘点识别准确率达到 96.11%,位姿估计准确率达到 89.32%,综合采摘点到达采摘点成功率为 60.91%。而对朝后生长果簇,果梗检出率明显降低,综合到达采摘点成功率仅有 15.63%。说明对朝后生长的番茄进行自动化采收较为困难。在成熟度识别方面,本文使用的成熟度识别方法在朝前样本中识别准确率为 97.17%,其中识别错误主要由于光照强造成反光,以及受到旁梗及萼片等严重遮挡的影响。

位姿由 3 个互相垂直的坐标轴表示,其中绿色表示  $Y$  轴、蓝色表示  $Z$  轴、红色表示  $X$  轴。正确采摘位姿坐标原点在果梗上, $Y$  轴与果梗平行,且  $Z$  轴朝前,能够保证剪切末端垂直果梗向前接近并到达梗部采摘点。位姿估计错误原因主要包括:①萼片干扰导致茎秆直线拟合出现偏差,导致采摘姿态不垂直于果梗,如图 11b 样本 5 所示。②深度数据噪声导致采摘点定位偏差,如图 11b 样本 6 所示。③实例分割模型重复预测同一果梗,导致一个梗上出现 2 个采摘点,如图 11b 样本 7 所示。④由于视角下果梗生长方向偏向上,导致生成的采摘位姿方向相反,会导致采摘末端反向剪切,如图 11b 样本 8 所示。

图 11 为采摘试验位姿估计可视化结果。生成的

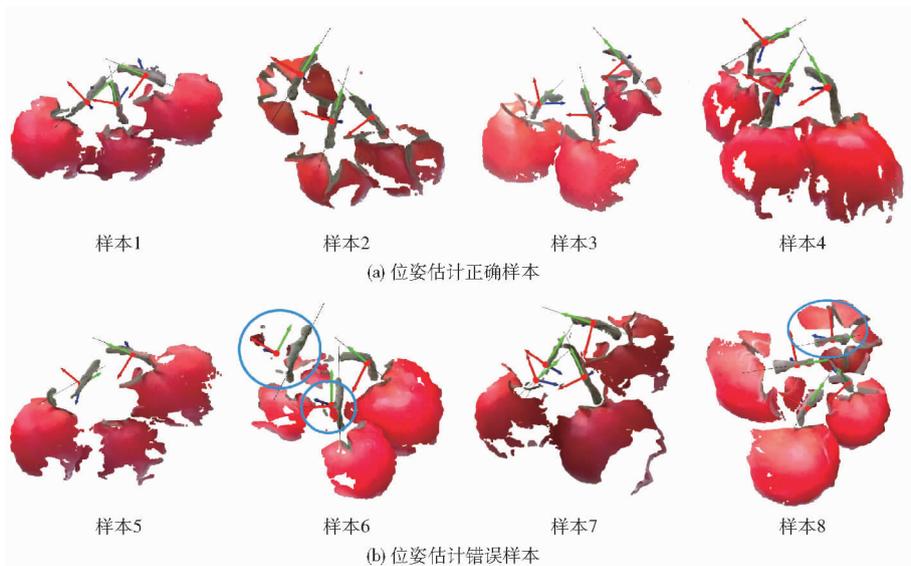


图 11 位姿估计可视化结果

Fig. 11 Visualization of pose estimation results

在位姿估计正确的情况下,机械臂末端到达采摘点失败原因主要包括:①在趋近果梗采摘点时如果果梗与旁果较近容易发生碰撞,引起果梗位置改变。②由于没有剪下果实,更易出现遮挡和碰撞;在实际应用中可以结合碰撞检测规划采摘次序避免此

情况发生。③存在目标位姿偏角大或目标距离较远导致机械臂不可到达的问题。

各环节处理耗时分析在采摘试验平台搭载的控制主机上进行。测试程序基于 Python 语言编写,并使用 TensorRT 部署实例分割模型。各环节处理耗

时测试结果见表5。果实果梗检测耗时包括预处理、模型推理与后处理总时间；对骨骼线、成熟度以及位姿估计平均耗时为处理单个目标时间。

表5 各环节处理耗时测试结果

Tab.5 Processing time test results for each stage

处理环节	平均处理耗时	ms
单帧果实果梗检测	18.60	
单果梗骨骼线提取	3.53	
单果成熟度识别	1.87	
梗果匹配	0.21	
采摘位姿生成	6.24	

由表5可知,本文提出的方法中各项处理均具有较快的处理速度。由于处理中对每个目标的处理是串行的,当单帧中有多个目标时,各项处理耗时会累加,单帧处理总时长会明显增加。但总体处理速度对于采摘任务来说是可观的。以上试验表明,所提出的番茄梗部采摘位姿估计方法在一定程度上解决了番茄自动化单粒采收问题。

## 6 结论

(1)构建了番茄果实、果梗实例分割数据集。

通过各检测模型训练与对比,选择性能更加均衡的YOLO v8s-seg模型用于番茄果实果梗实例分割任务。在测试集中验证模型的精确率、召回率和平均精度均值分别为85.2%、80.6%和86.9%,能够实现对采摘场景下番茄果实与果梗精准、快速检测。

(2)通过对果实像素区域内计算红色占比判断果实成熟度识别,并结合贪心匹配方法对果实与果梗进行配对。经验证,所使用的成熟度识别方法对朝前果簇上果实平均识别准确率为97.17%,果实果梗匹配方法匹配成功率为92.25%,有助于实现采摘机器人作业过程中对成熟番茄的选择性采收。

(3)考虑到番茄果梗生长姿态的多样性,通过对果梗进行直线拟合,并生成垂直果梗剪切的采摘位姿,实现更高效的切梗采摘作业。在采摘场景下验证,所提出方法针对朝前生长的果簇采摘点识别准确率与位姿估计准确率分别为96.11%和89.32%。

(4)通过搭建番茄采摘试验平台,在温室场景下进行了采摘试验。试验中针对朝前生长的番茄果簇其果梗与果实总体检出率分别为93.63%和96.36%,综合到达采摘点成功率为60.91%。

## 参 考 文 献

- [1] 袁为海. 我国现代设施农业发展现状与方向[J]. 中国农村科技, 2023(6): 18-21.
- [2] 霍建勇. 中国番茄产业现状及安全防范[J]. 蔬菜, 2016(6): 1-4.
- [3] 刘继展. 温室采摘机器人技术研究进展分析[J]. 农业机械学报, 2017, 48(12): 1-18.  
LIU Jizhan. Research progress analysis of robotic harvesting technologies in greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(12): 1-18. (in Chinese)
- [4] 陈明猷, 罗陆锋, 刘威, 等. 采摘机器人全果园视觉感知及自主作业综述[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(5): 20-39.  
CHEN Mingyou, LUO Lufeng, LIU Wei, et al. Orchard-wide visual perception and autonomous operation of fruit picking robots: a review[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(5): 20-39. (in Chinese)
- [5] 林俊强, 王红军, 邹湘军, 等. 基于DPPO的移动采摘机器人避障路径规划及仿真[J]. 系统仿真学报, 2023, 35(8): 1692-1704.  
LIN Junqiang, WANG Hongjun, ZOU Xiangjun, et al. Obstacle avoidance path planning and simulation of mobile picking robot based on DPPO[J]. Journal of System Simulation, 2023, 35(8): 1692-1704. (in Chinese)
- [6] 于丰华, 周传琦, 杨鑫, 等. 日光温室番茄采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 41-49.  
YU Fenghua, ZHOU Chuanqi, YANG Xin, et al. Design and experiment of tomato picking robot in solar greenhouse[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 41-49. (in Chinese)
- [7] GONG L, WANG W, WANG T, et al. Robotic harvesting of the occluded fruits with a precise shape and position reconstruction approach[J]. Journal of Field Robotics, 2022, 39(1): 69-84.
- [8] YAGUCHI H, NAGAHAMA K, HASEGAWA T, et al. Development of an autonomous tomato harvesting robot with rotational plucking gripper[C]//2016 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Daejeon, South Korea; IEEE, 2016: 652-657.
- [9] DU X, MENG Z, MA Z, et al. Tomato 3D pose detection algorithm based on keypoint detection and point cloud processing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108056.
- [10] 倪纪鹏, 朱立成, 董力中, 等. 基于SwinS-YOLACT的番茄采摘机器人实时实例分割算法研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 18-30.  
NI Jipeng, ZHU Licheng, DONG Lizhong, et al. Real-time instance segmentation algorithm for tomato picking robot based on SwinS-YOLACT[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 18-30. (in Chinese)
- [11] 李兴旭, 陈雯柏, 王一群, 等. 基于级联视觉检测的樱桃番茄自动采收系统设计与试验[J]. 农业工程学报, 2023,

39(1): 136 – 145.

LI Xingxu, CHEN Wenbai, WANG Yiqun, et al. Design and experiment of an automatic cherry tomato harvesting system based on cascade vision detection[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(1): 136 – 145. (in Chinese)

- [12] LIU J, PENG Y, FAHEEM M. Experimental and theoretical analysis of fruit plucking patterns for robotic tomato harvesting [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 173: 105330.
- [13] FU L, GAO F, WU J, et al. Application of consumer RGB – D cameras for fruit detection and localization in field; a critical review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 177: 105687.
- [14] 宁政通, 罗陆锋, 廖嘉欣, 等. 基于深度学习的葡萄果梗识别与最优采摘定位[J]. 农业工程学报, 2021, 37(9): 222 – 229.  
NING Zhengtong, LUO Lufeng, LIAO Jiaxin, et al. Recognition and the optimal picking point location of grape stems based on deep learning[J]. Transactions of the CSAE, 2021, 37(9): 222 – 229. (in Chinese)
- [15] 周馨墨, 吴烽云, 邹湘军, 等. 基于多目标识别的葡萄果串采摘点定位方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(22): 166 – 177.  
ZHOU Xinzhaoh, WU Fengyun, ZOU Xiangjun, et al. Method for locating picking points of grape clusters using multi-object recognition[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(22): 166 – 177. (in Chinese)
- [16] 杨珍, 龚惟新, 李凯, 等. 高架草莓的果实识别与果梗分割[J]. 农业工程学报, 2023, 39(17): 172 – 181.  
YANG Zhen, GONG Weixin, LI Kai, et al. Fruit recognition and stem segmentation of the elevated planting of strawberries [J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(17): 172 – 181. (in Chinese)
- [17] 杨震宇, 汪小岳, 祁子涵, 等. 基于改进 YOLO v8 的草莓识别与果梗采摘关键点检测[J]. 农业工程学报, 2024, 40(18): 167 – 175.  
YANG Zhenyu, WANG Xiaochan, QI Zihan, et al. Recognizing strawberry to detect the key points for peduncle picking using improved YOLO v8 model[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(18): 167 – 175. (in Chinese)
- [18] 张勤, 庞月生, 李彬. 基于实例分割的番茄串视觉定位与采摘姿态估算[J]. 农业机械学报, 2023, 54(10): 205 – 215.  
ZHANG Qin, PANG Yuesheng, LI Bin. Visual positioning and picking pose estimation of tomato clusters based on instance segmentation[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 205 – 215. (in Chinese)
- [19] 赵博, 柳苏纯, 张巍朋, 等. 面向樱桃番茄采摘识别的轻量化 Transformer 架构优化研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 62 – 71, 105.  
ZHAO Bo, LIU Suchun, ZHANG Weipeng, et al. Performance optimization of lightweight Transformer architecture for cherry tomato picking [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 62 – 71, 105. (in Chinese)
- [20] RONG J, HU L, ZHOU H, et al. A selective harvesting robot for cherry tomatoes: design, development, field evaluation analysis[J]. Journal of Field Robotics, 2024, 41: 2564 – 2582.
- [21] 梁喜凤, 金超杞, 倪梅娣, 等. 番茄果实串采摘点位置信息获取与试验[J]. 农业工程学报, 2018, 34(16): 163 – 169.  
LIANG Xifeng, JIN Chaoqi, NI Meidi, et al. Acquisition and experiment on location information of picking point of tomato fruit cluster[J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34(16): 163 – 169. (in Chinese)
- [22] RONG Q, HU C, HU X, et al. Picking point recognition for ripe tomatoes using semantic segmentation and morphological processing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 210: 107923.
- [23] KIM T, LEE D H, KIM K C, et al. 2D pose estimation of multiple tomato fruit-bearing systems for robotic harvesting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 108004.
- [24] SOHAN M, SAI RAM T, RAMI REDDY C V. A review on YOLO v8 and its advancements[C]// International Conference on Data Intelligence and Cognitive Informatics(ICDICI), 2024: 529 – 545.
- [25] SAPKOTA R, AHMED D, KARKEE M. Comparing YOLO v8 and Mask R – CNN for instance segmentation in complex orchard environments[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2024, 13: 84 – 99.
- [26] 张钟莉莉, 何婷婷, 李志伟, 等. 基于区域亮度矫正的番茄成熟度定量分级方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(7): 195 – 204.  
ZHANG Zhonglili, HE Tingting, LI Zhiwei, et al. Quantitative grading method for tomato maturity using regional brightness correction[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(7): 195 – 204. (in Chinese)